

## 作业三：UNet 图像分割

### 一、实验目的

本实验的目的是研究 Skip Connection（跳层连接）在 UNet 分割模型中的作用。通过在同一数据集、相同训练轮数及超参数条件下，对比带有 Skip Connection 的 UNet 与去除 Skip Connection 的 UNet 在模型精度、Dice Score 以及收敛效果上的差异，进而分析 Skip Connection 对模型性能的影响。

### 二、实验设置

#### 网络结构

以 UNet 作为基础网络结构：

- 下采样（Encoder）：提取图像高层语义信息
- 上采样（Decoder）：恢复图像空间分辨率
- 对比实验：
  - 在 Encoder 与 Decoder 之间增加 Skip Connection
  - 不使用 Skip Connection，直接连接编码器和解码器

#### 训练参数

参数	数值
优化器	AdamW
学习率	$1.5 \times 10^{-3}$
权重衰减	0.3
训练轮数	3
Loss 函数	Binary Cross Entropy with Logits

#### 评价指标

使用以下两个指标对模型进行评价：

- 准确率（Accuracy）**：像素级预测正确率
- Dice Score**：衡量预测区域与真实区域的重合程度，是语义分割的重要指标

### 三、实验结果

#### 1. 去掉跳层连接

Epoch	Validation Accuracy (%)	Dice Score
0	85.88	0.7612
1	63.25	0.5275
2	98.52	0.9663

最终最优：

- Accuracy = 98.52%
- Dice = 0.9663

#### 2. 保留跳层连接

Epoch	Validation Accuracy (%)	Dice Score
0	95.79	0.8800
1	62.76	0.5343
2	99.19	0.9821

最终最优：

- Accuracy = 99.19%
- Dice = 0.9821

### 四、结果分析

#### 1. 带跳层连接的模型性能更好

相较于不带跳层连接的模型，对比可得：

- Accuracy 提升约 0.67%
- Dice Score 提升约 1.58%

虽然数值看起来不大，但在分割任务中 1% 的 Dice 提升是非常显著的改进。

#### 2. Skip Connection 改善了细节恢复能力

Skip Connection 的核心作用是：

- 将 Encoder 中的浅层特征直接传给 Decoder

- 保留更多边缘、纹理、细节信息
- 避免下采样过程中丢失空间信息

因此，带跳层连接的 UNet 的分割边界更加清晰、目标轮廓更加准确，小目标恢复能力更强。表现在指标中就是 Dice Score 明显更高。

### 3. 两个模型在 Epoch 1 表现都下降

原因推测：

- 模型参数仍处于强烈调整阶段
- 受学习率影响，部分权重被过度更新
- 属于训练过程中的正常波动现象

随后在 Epoch 2 迅速回升并超过之前水平，说明模型成功收敛。

## 五、结论

加入 跳层连接的 UNet 模型在语义分割任务中表现更优。

主要体现在：

- 更高的 Accuracy
- 更高的 Dice Score
- 更强的细节恢复能力
- 更稳定的收敛结果